УДК 004.93

Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров
Днепропетровский национальный университет имени Олеся Гончара, Украина
ул. Научная, 13, г. Днипро, 49050

МЕТОД АДАПТИВНОГО УЛУЧШЕНИЯ СЛАБОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКИХ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ

L.G. Akhmetshina, A.A. Yegorov
Dniepropetrovsk National University named by Oles Honchar, Ukraine
13, Nauchnaja st., Dnipro, 49050

ADAPTIVE METHOD TO IMPROVE LOW-CONTRAST IMAGES BASED ON THE FUZZY TRANSFORMATION

Работа посвящена описанию и экспериментальному исследованию возможностей алгоритма обработки слабоконтрастных изображений с целью улучшения их яркостных характеристик, а именно, повышения контраста для обеспечения достоверности визуального анализа. Цель достигается за счет использования аппарата нечетких множеств, применения локальных и глобальных статистических характеристик при использовании оконных преобразований. Представлены результаты экспериментальных исследований возможностей предложенного алгоритма на примере реальных медицинских изображений.

Ключевые слова: слабоконтрастное изображение, нечеткая функция принадлежности, фаззификация, оконные преобразования, яркостные характеристики, адаптивный метод.

This article is devoted to description and experimental researches the abilities of the low-contrast images algorithm processing. The purpose of this processing is to enhance the brightness characteristics of the original image, namely, enhancing contrast to improve the reliability of visual analysis. This is achieves due to using fuzzy sets, window transformations and usage local and global statistical characteristics The experimental researches of the proposed algorithm for real medical images processing are shown.

Keywords: low-contrast image, a fuzzy membership function, fuzzification, window conversion, brightness characteristics, an adaptive method.

Введение

Изображения, сформированные различными информационными, следящими, диагностическими системами очень часто имеют качество, недостаточное для проведения достоверного анализа. Недостаток качества изображения обусловлен различными причинами, такими как шум, дефекты систем формирования изображений или особенностями объекта исследования.

Улучшение качества изображения – важный, а иногда и судьбоносный, как в случае медицинских исследований, фактор в принятии решения. Сложность этой процедуры обусловлена как существенным различием характеристик анализируемых изображений, так и разнообразием поставленных целей. Кроме того, отсутствие объективных критериев оценок качества исходных данных и конечного результата приводит к сложности выбора алгоритмов для решения этой задачи [1].

Постановка задачи

Метод усиления контрастности с использованием функции протяженности гистограммы эффективно используется в обработке широкого класса изображений. Учитывая характеристики окрестностей, удается идентифицировать участки изображения по уровню контрастности и соответствующим образом их обрабатывать. Благодаря этому достигается более тонкая обработка мелких деталей. Однако изображения должны отвечать двум требованиям. Они не должны содержать большого количества импульсных выбросов и темные или светлые участки большой

площади. В первом случае это может привести к неадекватному вычислению функции протяженности гистограммы, а во втором − к неэффективному усилению контрастности. Поэтому, если изображение не отвечает указанным выше требованиям, следует провести его фильтрацию или (и) градационную коррекцию.

Классическая обработка контрастности обычно основывается на глобально определенной функции протяженности. Традиционно выравнивание гистограммы – это тоже глобальная методика в том смысле, что усиление основывается на выравнивании гистограммы всего изображения. Однако, хорошо известно, что использование только глобальной информации часто недостаточно для достижения хорошего усиления контрастности (например, глобальные методы вызывают эффект интенсивной насыщенности).

При адаптивном усилении контрастности новая интенсивность устанавливается для каждого пикселя в соответствии с адаптивной передаточной функцией, разработанной на основе локальной статистики (значений локального минимума/максимума/среднего по интенсивности) [2].

Анализ последних достижений и публикаций

Нечеткая обработка изображений является своего рода нелинейным преобразованием, отличие которого от других хорошо известных методик заключается в том, что оно выполняется над функциями принадлежности пикселей к предварительно определенным кластерам [3].

Таким образом, первым этапом обработки является фаззификация − генерация подходящих значений функции принадлежности.

Этап фаззификации может интерпретироваться как тип кодирования входных данных, который необходим еще и потому, что исходные значения часто являются неполными и/или неточными. Кроме случайности, которая может управляться в соответствии с теорией вероятности, есть три других вида неопределенности в задачах обработки изображения: двусмысленность серости, геометрическая нечеткость, неопределенность знания.

Как и в других областях применения теории нечетких множеств [4] шаг фаззификации во многом определяет конечный результат. Число, форма и расположение каждой функции принадлежности может/должна быть адаптирована к конкретной задаче. Возможны следующие варианты фаззификации:

- локальные – результирующее значение зависит лишь от значения в соответствующем входном пикселе изображения;
- фокальные (оконные) – результат определяется малой окрестностью каждого пикселя (они играют особую роль в силу пространственной автокорреляции пикселей);
- зональные (глобальные) – при преобразованиях используются интегральные характеристики изображения.

Часто используемая фаззификация на основе анализа гистограммы относится к глобальным методам. Данный подход предполагают учет уровня серого каждого пикселя, на основе чего происходит определение функции принадлежности к одному или несколько классам, например, таких как очень темный, слегка яркий, средний и т.д. Для его использования необходимы некоторые априорные знания об анализируемом изображении, такие как минимум и максимум частот уровней серого, среднее значение.

Методы сегментации, фильтрации шума и т.п. работают на предопределенной окрестности пикселей. Чтобы использовать нечеткие подходы к таким операциям,

этап фаззификации также должен быть выполнен в пределах выбранной окрестности. Такой подход требует больше времени вычислений по сравнению с применением гистограмм. Кроме этого, в таком случае большее влияние оказывают шумы и выбросы, которые могут привести к ошибочным значениям функции принадлежности.

Как показали исследования [5], пространственная корреляции пикселей, как правило, в достаточной степени учитывается в окрестности размером 3×3. Учет соседства может осуществляться различным образом в зависимости от поставленной задачи, как с учетом комбинаций локальных контрастов отдельных элементов, когда все пиксели считаются равнозначными, или окрестностей (ближайших соседей) пикселей, так и на базе интегральных характеристик всего изображения – полноты использования уровней серого, гистограммы, скорости изменения яркостей и т.д.

Сформированные значения функций принадлежности модифицируются с помощью соответствующего нечеткого подхода (например, на основе использования усиливающего оператора [6]), результатом чего является новые значения функций принадлежности каждого пикселя, на основе которых синтезируется результирующее изображение [7].

Цель исследования

В данной работе предложен метод адаптивного преобразования слабоконтрастных изображений, который позволяет обеспечить улучшение их яркостных характеристик, а именно, усиления контраста, с целью повышения достоверности визуального анализа изображений при принятии решений диагностики, за счет использования аппарата нечетких множеств, локальных и глобальных статистических характеристик в процессе выполнения оконной обработки.

Изложение основного материала

Представленный в этой статье алгоритм адаптивной обработки изображений представляет собой модификацию (на основе применения фокальных и глобальных статистических показателей) метода, основанного на применении усиливающего оператора [6], и состоит из следующих шагов:

1. Масштабирующее преобразование каждого цветового канала исходного изображения на $[0,1]$.
2. Каждый цветовой канал исходного изображения разбивается на неперекрывающиеся окна заданного размера. Выбор размера окна зависит от исходных данных и целей анализа. Для большинства изображений рекомендуется использовать размеры окон от 3x3 пикселей до 6x6 пикселей.
3. Для пикселей текущего окна формируется значение $\mu_{x,y}$ по следующей формуле:

$$\mu_{x,y} = \left(1 - \frac{\overline{w^{\max}} - w_{x,y}}{F_d}\right)^{F_e}, \qquad (1)$$

где $w_{x,y}$ − пиксели текущего окна, а $\overline{w^{\max}}$, F_d и F_e вычисляются по следующим формулам:

$$\overline{w^{\max}} = \left(w^{\max} + I^{\max}\right)/2, \qquad (2)$$

$$F_d = \frac{\overline{w^{\max}} - \left(w^{\min} + I^{\min}\right)/2}{\left(\overline{w'}\right)^{-1/F_e} - 1}, \qquad (3)$$

$$F_e = 2 + \overline{w'} + \bar{I} - \bar{w}, \qquad (4)$$

причем $w^{\max}$, w^{miin}, $\bar{w}$ и $I^{\max}$, $I^{\min}$, $\bar{I}$ − максимальные, минимальные и средние значения для текущего окна и выбранного цветового канала исходного изображения, соответственно, а $\overline{w'}$ вычисляется по формуле:

$$\overline{w'} = \left(\bar{w} + \bar{I} + 0.5\right)/3. \qquad (5)$$

1. Осуществляется пропорциональное повышение яркости и контраста на основании применения следующего степенного преобразования:

$$\mu^1_{x,y} = \left(\mu_{x,y}\right)^{1-\left|\mu_{x,y} - \overline{w'}\right|}. \qquad (6)$$

2. Вычисляются значения функции принадлежности $\mu^2_{x,y}$ по формуле:

$$\mu^2_{x,y} = \begin{cases} 2\left(\mu^1_{x,y}\right)^{2-\bar{w}+0.5}, 0 \le \mu^1_{x,y} \le 0.5 \\ 1 - 2\left(1 - \mu^1_{x,y}\right)^{1+\overline{w'}+\bar{w}-0.5}, 0.5 < \mu^1_{x,y} \le 1 \end{cases} \qquad (7)$$

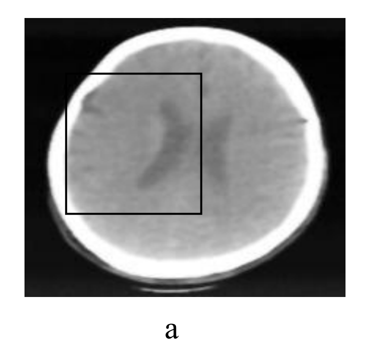
Данное преобразование, по сути, осуществляет повышение контраста за счет пропорционального сдвига пикселей, интенсивность которых не превышает 0.5, к 0, а остальных − к 1. Однако использование такого подхода также приводит к снижению яркости для пикселей, интенсивность которых не превышает 0.5, что и обуславливает необходимость выполнения предыдущего шага.

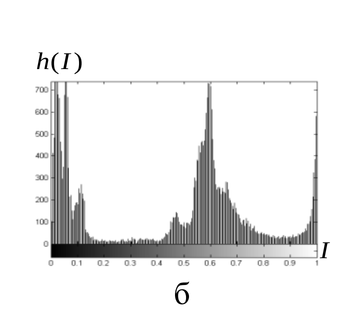
3. Происходит формирование пикселей текущего окна выбранного цветового канала выходного изображения $w^1_{x,y}$ на основании следующего преобразования:

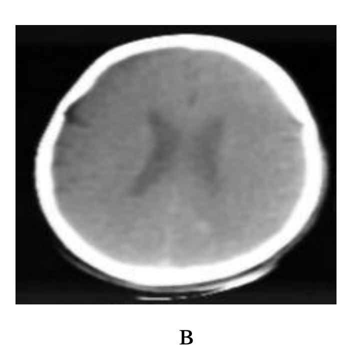
$$w^1_{x,y} = \overline{w^{\max}} - F_d\left(\left(\mu^2_{x,y}\right)^{-1/F_e} - 1\right). \qquad (8)$$

Представленный модифицированный алгоритм был применен при обработке различных полутоновых медицинских изображений, примером которых является снимок, представленный на рис. 1.

На рис. 1 а приведено полутоновое медицинское изображение – томограмма головного мозга, выполненная с целью диагностики наличия гематомы, а также определения области ее влияния в случае выявления. Гистограмма исходного изображения (рис. 1 б) показывает, что изображение нельзя отнести к классу низкоконтрастных. Однако диагностирование гематомы по исходному снимку затруднено из-за ее расположения на низкоконтрастном участке изображения (фрагмент, обведенный прямоугольником), а область ее влияния вообще визуально неразличима. Таким образом, это изображение является слабоконтрастным. Введение рентгеноконтрастного вещества (рис. 1 в) позволяет более четко выделить гематому.







а б в

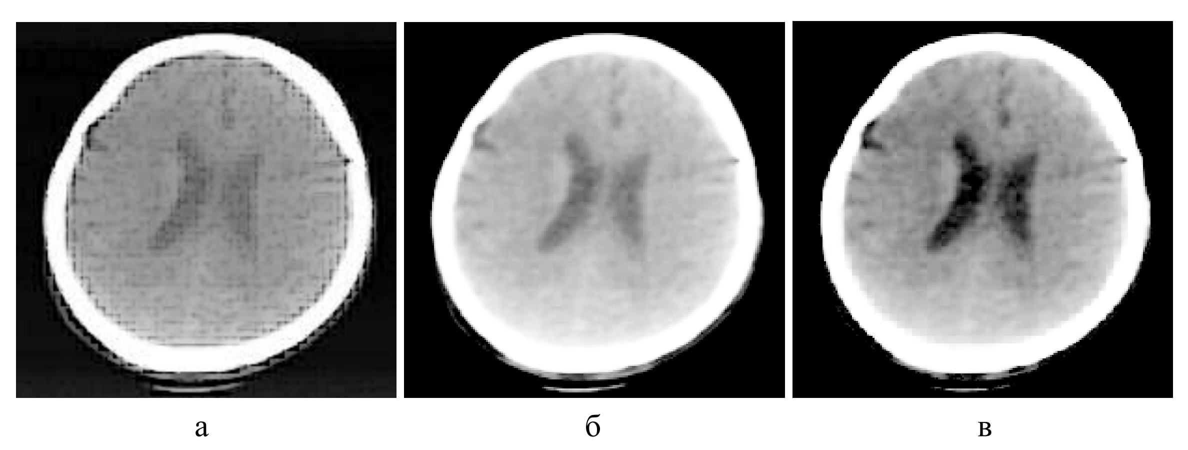
Рис. 1 Рентгеновская томограмма головного мозга: а – исходный полутоновой снимок (204x201); б – его гистограмма; в − результаты введения рентгеноконтрастного вещества.

На рис. 2 представлены результаты обработки снимка (рис. 1 а) исходным и модифицированным методами. Применение исходного алгоритма с размером окна 4x4 пикселей (рис. 2 а) приводит к существенному ухудшению визуального анализа из-за размытия объектов в области интереса. Использование же окна, равного размеру всего изображения (рис. 2 б) хоть и выделяет гематому, но не позволяет выделить область ее влияния. Применение предложенного модифицированного алгоритма с окном 4x4 позволяет как выделить гематому, так и область ее влияния (рис. 2 в). Хотя следует заметить, что недостаточный уровень яркости в области интереса не позволяет четко определить границы области влияния гематомы.

Использование окон небольшого размера в предложенном методе обусловлено также борьбой с «оконным эффектом» − различимости стыков соседних окон, что может затруднять процесс визуального анализа полученных результатов. Использование же слишком больших окон (например, совпадающих с размером снимка) приводит к получению результирующего изображения недостаточной яркости (рис. 3 а).

На рис. 3 б также показана важность применения 4 шага предложенного алгоритма (пропорциональное повышение яркости). Если при обработке исходного снимка предложенным методом с окном 4x4 данный шаг опустить, то это приводит к существенному снижению яркости получаемых результатов, что затрудняет визуальную идентификацию объектов интереса.

Предложенный алгоритм также может быть применен при обработке цветных изображений и, как показали экспериментальные результаты, в случае применения окон небольших размеров обеспечивает сохранение цветового баланса и повышение контраста (ввиду черно-белой печати полученные в результате изображения не приводятся).



а б в

Рис. 2 Обработка исходного снимка: оригинальным методом: а – окно 4x4; б – окно совпадает с размером снимка; в − модифицированным методом (окно 4x4)




а б

Рис. 3. Обработка исходного снимка модифицированным методом:
а – окно совпадает с размером снимка; б − без выполнения шага 4 (окно 4х4).

Выводы

Предложенный в данной работе модифицированный алгоритм адаптивной обработки слабоконтрастных изображений позволяет добиться лучшего качества получаемых результатов по сравнению с исходным методом при использовании оконных преобразований. Предложенный метод обеспечивает повышение контраста, а также некоторое повышение яркости (зависит от исходного снимка) как для полутоновых, так и для цветных изображений. Достоинствами предложенного метода является адаптивность, отсутствие управляющих параметров и относительно невысокая вычислительная нагрузка. К недостаткам следует отнести недостаточный уровень яркости получаемых изображений, возможность нарушения цветового баланса при обработке цветных изображений, а также невозможность работы с темными снимками из-за особенностей процедуры повышения контраста.

Литература

1. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс; [пер. с англ. под ред. П.А.Чочиа]. – М.: Техносфера, 2006. – 1070 с.
2. Pratt W.K. Digital Image Processing / W.K. Pratt – New York; – Chichester; Weinheim; Brisbane: John Wiley and Sons Inc., 2001. – 723 p.
3. Chi Z. Fuzzy algorithms: With Applications to Image Processing and Pattern Recognition / Z. Chi, H. Yan, T. Pham – Singapore; New Jersey; London; Hong Kong: Word Scientific, 1998. – 225 p.
4. Леоненков А. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А. Леоненков – СПб.: БХВ–Петербург, 2003. – 719 с.
5. Ахметшина Л.Г. Визуализация результатов нечеткой кластеризации изображений на основе сингулярного разложения / Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров // Вестник Херсонского национального технического университета. – 2015. – № 3 (54). – С. 198 – 202.
6. Hassanien A. A comparative study on digital mammography enhancement algorithms based on fuzzy theory / A. Hassanien, A. Badr // Studies in Informatics and Control. – 2003. – Vol. 12., № 1. – P. 1 − 31.
7. Jähne B. Handbook of computer vision and applications. -V.2. Signal Processing and Pattern Recognition / B. Jähne, H. Haußecker, P. Geißier. - Academic Press. -1999. - 722 p.

Literatura

1. Gonsales R. Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy / R. Gonsales, R. Vuds; [per. c angl. pod red. P.A.Chochia]. – M.: Tehnosfera, 2006. – 1070 s.
2. Pratt W.K. Digital Image Processing / W.K. Pratt – New York; – Chichester; Weinheim; Brisbane: J.Wiley and Sons Inc., 2001. – 723 p.
3. Chi Z. Fuzzy algorithms: With Applications to Image Processing and Pattern Recognition / Z. Chi, H. Yan, T. Pham – Singapore; New Jersey; London; Hong Kong: Word Scientific, 1998. – 225 p.
4. Leonenkov A. Nechetkoe modelirovanie v srede MATLAB i fuzzyTECH / A. Leonenkov – SPb.: BHV–Peterburg, 2003. – 719 s.

5. Ahmetshina L.G. Vizualizatsiya rezultatov nechetkoy klasterizatsii izobrazheniy na osnove singulyarnogo razlozheniya / L.G. Ahmetshina, A.A. Egorov // Vestnik Hersonskogo natsionalnogo tehnicheskogo universiteta. - 2015. - # 3 (54). – R. 198- 202.
6. Hassanien A. A comparative study on digital mammography enhancement algorithms based on fuzzy theory / A. Hassanien, A. Badr // Studies in Informatics and Control. – 2003. – Vol. 12., № 1. – P. 1 − 31.
7. Jähne B. Handbook of computer vision and applications. -V. 2. Signal Processing and Pattern Recognition / B. Jähne, H. Haußecker, P. Geißier. -Academic Press. -1999. - 722 p.

RESUME

L.G. Achmetshina, A.A. Yegorov

Adaptive method to improve low-contrast images based on the fuzzy transformation

This article is devoted to description and experimental researches of the abilities of the adaptive method of low-contrast images processing based on using the fuzzy sets. The purpose of this processing is to enhance the brightness characteristics of the original image, namely, enhancing contrast to improve the reliability of visual analysis.

The brightness of each pixel of the current transformation window is set based on the adaptive transfer function. This function is calculated by using the local and global statistical characteristics for each color channel (the minimum / the maximum / the average brightness values).

The experimental researches of the abilities of the proposed algorithm demonstrate the improvement of image quality in comparison with original method. The proposed algorithm provides contrast improvement and some brightness enhancement (depends on the source image) for the color and grayscale images. The advantages of the proposed method are the adaptability, the absence of control parameters and relatively low computation cost. The results of the experimental researches are obtained for real medical images processing.

Надійшла до редакції 17.09.2016

